

ИЗКУСТВЕНИ ИМУННИ СИСТЕМИ

Александър Иванов
Бургаски свободен университет

ARTIFICIAL IMMUNE SYSTEMS

Alexander Ivanov
Burgas Free University

***Abstract:** Biologically inspired artificial systems are a major topic in the field of Artificial Life. Artificial Life itself is the discipline encompassing Artificial Intelligence and it is one of the most promising areas of modern academic research. Algorithms inspired by natural intelligence are very powerful and efficient tools for solving various kinds of practical problems such as classification, regression, optimisation. The immune systems of most animals, including humans, are smart protective systems, capable of adaptation. The immune mechanisms for specializing in protection against particular kinds of pathogens is one of the most interesting features studied by researchers. This ability can be modeled and used in machine learning tasks. This paper presents a brief overview of the current insights and technologies regarding this interesting topic.*

Keywords: machine learning, artificial immune systems, artificial intelligence

I. Въведение

Изкуствените имунни системи (ИИС) са тема, която привлича значителен интерес в последните години (над 4000 публикации в sciencedirect за първата половина на 2018г. спрямо 2400 публикации 10 години по-рано). Тази тенденция е в синхрон с възходящия тренд в използването на машинно обучение в бизнеса и практиката, наблюдаван през настоящото десетилетие. В настоящата публикация са представени основни положения в теорията на изкуствените имунни системи, както и конкретни алгоритми, използвани в реални условия.

II. Алгоритми, базирани на биологични системи

Още през 1975г. Холанд предлага формализъм за създаване и описание на адаптивни алгоритми [5]. Основни компоненти на този формализъм са среда (e – environment), стратегия (s – strategy) и мярка за полезност (u – utility). Вторични обекти са област на търсене (A), множество среди (E), множество оператори (O), множество стратегии (S), критерий (X), обратна връзка (I), памет (M). През същата година Де Джонг разработва формализма в своята дисертация [6].

Форест и Хофмайър са сред първите, които разглеждат имунологичните изследвания в контекста на обработка на информацията [1]. В тяхната концептуална рамка информацията представлява набор от пространствено-времеви шаблони на по-високо ниво на абстракция от конкретиката на дадена биологична система. В основата на тяхното разбиране за имунните системи е, че споменатите пространствено-времеви

шаблони могат да бъдат кодирани чрез протеини и сходни молекули на имунната система. Тези биологични кодове управляват поведението на биологичните системи. Тяхната идея е в контраст с традиционната механична перспектива за взаимодействието между индивидуални клетки. За извършване на прехода от биологичната към изчислителната парадигма, двамата автори предлагат 4 стъпки:

1. Идентифициране на конкретен биологичен механизъм, който може да представлява интерес от изчислителна гледна точка.
2. Програмно моделиране на избрания механизъм
3. Изучаване на програмния модел от математическа гледна точка чрез компютърна симулация
4. Демонстриране на възможностите на алгоритъма или чрез съпоставка с биологичния еквивалент, или чрез приложение в компютърните науки

Предложената процедура е сходна с друга концептуална рамка – тази на Биологично вдъхновените алгоритми (*biologically inspired algorithms*), като Форест и Хофмайър акцентират върху абстрактния и математически анализ. Голдбърг от своя страна подчертава, че сложността на адаптивните системи, познати от биологията, затруднява математическия анализ, но това не е пречка за създаване на работещи решения (алгоритми), които в практиката демонстрират ефективност при определени ситуации. Голдбърг предлага инженерно-ориентирана методология за създаване и тестване на адаптивни алгоритми [3]. Методологията включва 3 стъпки:

1. Декомпозиция на проблема на малки подпроблеми, по възможност с максимален грануляритет
2. Имплементация и тестване на нересурсоемки алгоритми за адресиране на всеки отделен подпроблем
3. Сглобяване на отделните алгоритми в цялостна система и анализ на поведението на тази система в цялост

Едно от основните съображения на Голдбърг при моделирането на адаптивни процеси е икономичността на разработваните модели, като не пропуска да отчете обратната зависимост между икономичност и точност на даден модел [2]. Спектърът от възможни модели за пресъздаване на комплексен адаптивен процес включва: интуитивни подходи (с голяма грешка и голяма икономичност), качествени и графични модели, дименсионални модели, фасетни модели, диференциални уравнения за описване на еволюцията на даден процес (последните са с голяма точност и висока изчислителна цена). Степни и съавтори [4] предлагат мултидисциплинарна рамка за създаване на биологично вдъхновени алгоритми.

III. Биологични имунни системи

1) Дефиниция и компоненти

Имунната система на даден организъм е система от агенти и процеси, ангажирана в предпазване на организма от патогени. Имунна система е налична в рудиментарна форма дори и при някои бактерии и растения. При по-сложни имунни системи, като тази на човека, е възможен придобит имунитет – адаптиране към непознати патогени. На това свойство и на имунната памет е базирана ваксинацията. Като част от имунната система на човека, се считат определени физически бариери и химически секрети (например слюнката), които пречат на механичното проникване на патогени. В случай, че тези бариери се окажат неефективни и е налице проникване на патогени

в кръвообращението и вътрешните тъкани, се задейства вътрешната имунна система, която бива косвено регулирана от мозъка чрез хуморални механизми (хормони). Женските полови хормони действат имуностимулиращо, а мъжките – имunosупресивно. Ключово значение за дейността на имунната система при човека имат също витамин D, храненето и съня. При гръбначните животни (вкл. човека) е налице и адаптивна имунна система, която се адаптира към непознати патогени. Агентите на имунната система се наричат анти-тела, левкоцити или още бели кръвни клетки, а патогените, които са обект на унищожаване от страна на анти-телата, се наричат антигени (**anti-body generators**). Левкоцитите се произвеждат от хемопоеични стволови клетки, налични в костния мозък през целия живот на индивида. Известни са 5 вида левкоцити. Лимфоцитите са вид левкоцити, които формират споменатата адаптивна имунна система. Основните типове лимфоцити са Т-клетките и В-клетките. Настоящата публикация цели само интуитивно базово описание на имунните системи.

2) Процеси в биологичните имунни системи

Форест и Хофмайър посочват няколко характеристики на имунната система – разнообразие, динамичност, децентрализиран контрол, толерантност към единични грешки и самозащита [1]. Тези качества са желани и в изчислителните алгоритми. Децентрализираният контрол позволява на имунната система да обхваща патогенни процеси в цялото тяло. От изчислителна гледна точка това разпределение на отделните актуатори (агенти) води до паралелизъм и съответно до изчислителна ефективност на използваните ресурси. Децентрализираният контрол в имунната система се постига чрез негативна (естествена) селекция, костимулация и клетъчно делене. Негативната селекция е унищожаването на имунни клетки, които атакуват собствени агенти, което от своя страна води до способност за разграничаване на свои (антитела) от чужди агенти (антигени) в набора агенти на цялата имунна система. Този процес засяга всеки отделен агент, което премахва нуждата от централен механизъм за контрол. Костимулацията (взаимната сигнализация между отделните имунни агенти) се случва локално, което позволява заделянето и концентрацията на реурси в места, където са приоритетно необходими. Това от своя страна определя жизнения цикъл на имунните клетки. Когато даден имунен агент разпознае патоген, той изпраща сигнал към мозъка и бива задействана имунна реакция. В следствие на тази имунна реакция започват да се унищожават пасивни имунни клетки (такива, които не са реагирали на патогена) и се дава възможност на реагиралата клетка да се размножи, по този начин създавайки имунитет срещу специфичния патоген. Този имунитет обикновено се запазва през целия живот на организма. Това поведение на имунната система е вид естествен подбор (еволюция) в рамките на един живот. Адаптивната имунна система е система, способна на обучение чрез опит, което поставя този род изчислителни алгоритми в областта на машинното обучение.

IV. Изчислителни алгоритми, базирани на имунните системи

Разработени са множество алгоритми, вдъхновени от имунните системи, подредени в 3 групи: алгоритми за клонова селекция, за негативна селекция и имунно-мрежови. Представители на първата група са алгоритъмът В-клетка, алгоритъмът за многозадачна имунна система, оптимизационният имунен алгоритъм и простият имунологичен алгоритъм. Към групата на негативната селекция спада Lightweight intrusion detection system (LISYS) алгоритъма. Имуно-мрежови алгоритъм е моделът

Изкуствена имунна мрежа, предложен от Тимис. Популярни имунни алгоритми са изброени в списъка по-долу:

1. Clonal Selection Algorithm
2. Negative Selection Algorithm
3. Artificial Immune Recognition System Immune Network Algorithm
4. Dendritic Cell Algorithm

Алгоритъмът за клонирана селекция (CLONALG) е базиран на едноименната теория, предложена от Бърнет [6] през 1959. Самият алгоритъм е предложен от Кастро и Фон Зубен [7]. Клонираната селекция се състои в споменатия естествен подбор на клетки, способни да реагират на даден патоген, което променя дългосрочно състава на цялата имунна система. Алгоритъмът се базира на генетична селекция на анти-тела, имащи афинитет към даден патоген. Афинитетът се определя чрез мярка за сходство между анти-тяло и антиген или чрез предварително дефинирана функция на грешката. Анти-телата биват клонирани пропорционално на афинитета спрямо наличните антигени, а мутацията на клонингите е обратно пропорционална на афинитета. Клонираните копия се състезават с вече наличните антитела за участие в следващото поколение. В допълнение, биват генерирани нови случайни анти-тела. Броят създавани копия подлежи на контрол от страна на обучителя чрез параметър, наречен коефициент на клониране. Обикновено се използват двоични кодови думи, представляващи анти-телата и антигените. Мутацията обикновено се имплементира като инвертиране на битове. CLONALG е успешно прилаган за разпознаване на шаблони, оптимизация, проблеми в комбинаториката.

В [1] е предложен алгоритъм за засичане на промени в комплексни динамични системи, основан на негативна селекция. При описаният алгоритъм биват генерирани агенти-детектори, които изчисляват дистанция (прилика) спрямо инстанции от данни. Детекторите имат „забрана“ да разпознават себе си, което от своя страна гарантира разпознаване на чужди агенти. В статията се описва алгоритъм, базиран на символни низове, използвани и като детектори, и като чужди тела. Като детектори също могат да бъдат използвани невронни мрежи. За определяне на приликите между детекторите и чуждите тела може да се използват различни мерки. Авторите се спират на т.нар. мярка *r-границещи битове* (*r-contiguous bits*), която според тях е най-близка до биологичните процеси в имунните системи. Тази мярка се изчислява като се търсят *r* на брой съвпадения на съседни символи в низа. Стойността *r* е параметър на алгоритъма, който определя баланса между броя използвани детектори и специфичността на всеки от тях (повече детектори – по-голяма специфичност). Наличие на съвпадения с чужди тела (инстанции), служи като индикатор за промяна („инфекция“). Детекторите могат да бъдат символни низове, генерирани на случаен принцип с наложена „цензура“ за себеразпознаване. За оптимизация на алгоритъма могат да бъдат използвани похвати от динамичното програмиране, които да намалят нужния брой генерирани детектори. Подобен алгоритъм може да бъде използван за защита от компютърни вируси и засичане на аномалии. Проблем както при изкуствените, така и при биологичните имунни системи, е проблемът за „недовършеното собствено множество“ (*incomplete self set*). При процеса на негативна селекция е възможно определени негодни имунни агенти (такива, които атакуват свои агенти) да оцелеят, съответно водейки до автоимунни реакции. Хофмайър и Форест предлагат 2 метода за справяне с този проблем – активационни и адаптивни прагове. При откриване на съвпадение с антиген, имунната реакция не се задейства веднага; вместо това се поддържа броят

на съвпадения; при надхвърляне на активационния праг на броя съвпадения, се задейства имунна реакция. Всеки имунен агент поддържа собствен брояч. Към броячите се прилага и времево зануляване – при липса на съвпадение за определен интервал от време, броячът се занулява автоматично. Имплементацията на втория праг касае чувствителността на цялата система. При първа активация на агент в дадена околност (или в цялата система), самият активационен праг бива намален като стойност, което прави по-вероятна активацията на имунна реакция от всеки имунен агент в близост. Това може да е полезно при патогенна атака от няколко различни патогена.

Алгоритъмът Artificial Immune Recognition System принадлежи към групата на Изкуствените имунни системи. Разширения на алгоритъма са Artificial Immune Recognition System 2 (AIRS2) [8] и Parallel Artificial Immune Recognition System [9]. Както и сходния алгоритъм CLONALG, този алгоритъм също се базира на теорията на Бърнет. След разпознаване на патоген, даден имунен агент се мултиплицира (клонира), след което следва диференциация на копията на плазмени клетки и клетки-памет. Плазмените имат кратък живот и подпомагат бъдещото клониране на имунния агент, докато клетките-памет имат дълъг живот и биват в очакване на повторна поява на патогена. При клонирането са възможни случайни грешки при копирането на гена (наречени соматични хипермутации), които променят рецепторите на имунните агенти, съответно променяйки в последствие генофонда на клонираните имунни агенти. AIRS алгоритъмът цели да генерира подходящи вектори от реални числа, способни да класифицират шаблони входна информация. Алгоритъмът поддържа набор от клетки-памет и кандидати за такива. Тези клетки са изложени на обучителните данни и биват обучени след единствена итерация на алгоритъма. След тази стъпка, кандидат-клетките с най-висока активация биват клонирани и мутирани и после добавени към общия набор, състезавайки се с наличните за участие в следващото поколение. В добавка, ресурсите на дадена клетка също могат да бъдат критерий за селекция. Под ресурси се разбира комбинацията от степен на активация и брой копия, които клетката може да създаде. За изчисляване на активацията се използват мерки за сходство, като например Евклидово разстояние. Соматичната хипермутация (която определя нивото на вариация в следващото поколение) е обратно пропорционална на степента на активация. По същността си AIRS е алгоритъм за контролирано машинно обучение, който извършва класификация. Традиционно входните данни се нормализират в интервала $[0, 1)$. Клетките-памет могат да бъдат инициализирани със стойности от обучителния набор данни.

Последният алгоритъм, разгледан в статията, е алгоритъмът на Дендритните клетки. Вдъхновен е от теорията на опасността при имунната система на бозайниците. Теорията е предложена от Матцингер [14]. Според тази теория ролята на имунната система е да реагира на сигнали за опасност, вместо да разграничава собствени от чужди агенти. Дендритните клетки са вид клетки, реагиращи на специфични сигнали за опасност. Клетките биват три основни вида: „незрели”, които реагират частично на сигнали; „полузрели”, които определят даден антиген като безопасен; „зрели”, които разпознават антиген като опасен и задействат имунна реакция, сигнализирайки Т-клетките. Целта на алгоритъма е да обучи „зрели” клетки, притежаващи информация за класифицирането на нормални и аномални входни данни. Три асинхронни процеса се използват за обучението – миграция на „незрели” клетки; преобразуване на мигрираните клетки в полузрели или зрели, според натрупания отговор; етиктиране на данните на база композицията на подпопулациите от клетки, реагиращи на съответния шаблон. Алгоритъмът традиционно оперира с дискретни, категорални или

ординални входни данни и 2 сигнала – за опасност и за безопасност. Не е задължително двата сигнала да се допълват, допустимо е да пренасят противоположна информация. Числовото изражение на сигналните стойности е вероятно. Миграционните прагове се задават за всяка клетка поотделно. Алгоритъмът на дендритните клетки не е специализиран за класификация. Може да бъде използван за засичане на аномалии и филтриране на данни, най-често в реално време.

V. Практическа демонстрация на имуен алгоритъм

За тест на описаните алгоритми са използвани модифицирани кодове от [15]. В настоящата секция е илюстрирана работата на алгоритъма CLONALG. За тестов проблем е избран проблемът за намиране на глобалния минимум на функцията $y=x^2-x$. Решението на задачата е $x=0,5$. В следващите таблици са показани резултатите от изпълнението на алгоритъма с различни параметри при фиксиран брой итерации 500 и начален размер на популацията 10. Тестваните параметри на алгоритъма са:

1. **Брой индивиди, избрани за клониране на всяко поколение (размер на селекцията)** – петте най-добри антители (индивиди) от всяко поколение по критерий афинитет
2. **Скорост (коэффициент) на клониране** – броят копия на избраните за клониране антители, който бива генериран на следващото поколение
3. **Брой генерирани нови клетки на всяко поколение**
4. **Скорост на мутацията** – стойността, с която антителата биват променени на всяко поколение

Антителата в експеримента са стойности на аргумента, а афинитетът на антителата е стойността на функцията. Като контрола са избрани следните параметри:

1. **Брой индивиди за клониране (размер на селекцията) - 5**
2. **Скорост на клониране - 5**
3. **Брой генерирани нови клетки - 5**
4. **Скорост на мутацията – 0.3**

Резултатите от изпълнението на контролната настройка са представени в следващата таблица. На фиг. 1 е представена графиката на осреднените стойности на афинитета на 5-те най-добри индивиди от всяко поколение (итерация).

5-те най-добри индивиди	Афинитет
0.49975607	-0.24999994049925314
0.49962144	-0.24999985669414207
0.49910638	-0.24999920144092902
0.49833958	-0.24999724301312415
0.50247878	-0.24999385563476678

В Таблица 1 са показани резултатите от изпълнението на алгоритъма с различни скорости на мутация.

Размер на селекцията	Скорост на клониране	Брой нови анти-тела	Скорост на мутацията	3-те най-добри индивида	Афинитет на 3-те най-добри индивида
10	5	5	0.2	0.50009395 0.50060528 0.49893976	-0.24999999117344357 -0.24999963363609695 -0.24999893170491352
10	5	5	0.9	0.50009395 0.50060528 0.49896642	-0.24999996625982507 -0.24999878949371274 -0.24999719298007073

Таблица 1 – Тестове с различни стойности на скоростта на мутация

Таблица 2 са представени резултати от изпълнение на алгоритъма при различен размер на извадката за селекция.

Размер на селекцията	Скорост на клониране	Брой нови анти-тела	Скорост на мутацията	5-те най-добри индивида	Афинитет на 5-те най-добри индивида
7	5	5	0.3	0.50042603 0.49923622 0.50095199	-0.24999981849793668 -0.24999941663744532 -0.24999909370672596
4	5	5	0.3	0.50087266 0.50146564 0.49731521	-0.2499992384681744 -0.2499978518868819 -0.24999279190678642

Таблица 2 – Тестове с различни размери на селекцията

В Таблица 3 са представени резултатите от изпълнението на алгоритъма при различна скорост (коефициент) на клониране

Размер на селекцията	Скорост на клониране	Брой нови анти-тела	Скорост на мутацията	5-те най-добри индивида	Афинитет на 5-те най-добри индивида
10	2	5	0.3	0.50011308 0.50025827 0.49969503	-0.24999998721381178 -0.2499999332953612 -0.24999990699544747
10	7	5	0.3	0.49954146 0.49835586 0.50189971	-0.2499997897391852 -0.24999729679481894 -0.24999639110555866
10	9	5	0.3	0.50044507 0.49934019 0.5006899	-0.24999980191565785 -0.24999956465606107 -0.24999952403976788

Таблица 3 – Тестове с различни стойности на скоростта на клониране

В последната Таблица 4 са налице резултати от тестовите на различен брой случайно генерирани индивиди (антитела, клетки) на всяко поколение.

Размер на селекцията	Скорост на клониране	Брой нови антитела	Скорост на мутацията	5-те най-добри индивида	Афинитет на 5-те най-добри индивида
10	5	2	0.3	0.50050172 0.49880369 0.49868691	-0.24999974827378235 -0.24999856883968682 -0.24999827579195516
10	5	5	0.3	0.50012827 0.50014005 0.49984378	-0.24999998354555658 -0.24999998038620058 -0.24999997559653905
10	5	7	0.3	0.49978817 0.49953805 0.49931296	-0.24999995512878495 -0.2499997865978806 -0.24999952796997504

Таблица 4 – Тестове с различни стойности за броя нови антитела на всяко поколение

Тестваните параметри на алгоритъма резултират в сходни стойности поради големия брой итерации и относително семплия проблем за оптимизация.

VI. Приложения на имунно-базираните алгоритми – настояще и бъдеще

Важно приложение на машинното обучение е в големите данни. Техниките за машинно обучение са решение на множество проблеми свързани с обработката, достъпа и съхранението на големи масиви от данни. Машинното обучение се използва не само от софтуерно специализираните компании, но също и от голям брой компании, заети с информационна обработка (например новинарски и финансови). Предимства на ИИС са висока степен на паралелизация, относително лесна имплементация и лесно адаптиране за решаване на широк спектър от проблеми. Изкуствените имунни системи могат успешно да адресират проблеми както от контролираното, така от неконтролираното обучение [13]. В [8] ИИС са използвани за изграждане на защитна система срещу хакерски атаки. В [10] е предложен алгоритъм, базиран на дендритни клетки, за засичане на аномалии. В [11] е предложено приложение на ИИС в препоръчващи системи. Не липсват и приложения на ИИС в инженерните науки [7]. В [12] авторите използват на ИИС за диагностика на електронни системи. В заключение може да се каже, че алгоритмите, вдъхновени от имунните системи, са техники с потенциал за решаване на голямо разнообразие от проблеми и с желани предимства пред алтернативни методи.

Литература:

1. S. Forrest, S. A. Hofmeyr, „Immunology as information processing“, *Design Principles for the Immune System and Other Distributed Autonomous Systems*, 2001
2. D. E. Goldberg, „From genetic and evolutionary optimization to the design of conceptual machines“, *Evolutionary Optimization*, 1999.
3. D. E. Goldberg, „The design of innovating machines: a fundamental discipline for a postmodern systems engineering“, *Engineering Systems Symposium*, 2004.
4. S. Stepney, R. E. Smith, J. Timmis, A. M. Tyrrell, Toward a conceptual framework for artificial immune systems“, *Lecture Notes in Computer Science*, 2004.
5. J. H. Holland, „Adaptation in natural and artificial systems: An introductory analysis with applications to biology, control and artificial intelligence“, *University of Michigan Press*, 1975.
6. K. A. De Jong, „An analysis of the behavior of a class of genetic adaptive systems“, PhD Thesis, *University of Michigan Ann Arbor*, MI, USA, 1975.
7. L. N. de Castro, F. J. Von Zuben, „The clonal selection algorithm with engineering applications“, *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO '00), Workshop on Artificial Immune Systems and Their Applications*, 2000
8. A. Watkins, J. Timmis, L. Boggess, „Artifiial Immune Recognition System (AIRS): An immune-inspired supervised learning algorithms“, *Genetic Programming and Evolvable Machines*, 2004.
9. A. Watkins, J. Timmis, „Exploiting parallelism inherent in AIRS, an Artificial immune classifier“, *Lecture Notes in Computer Science (LNCS)*, 2004.
10. J. Greensmith and U. Aickelin and S. Cayzer, „Introducing dendritic cells as a novel immune-inspired algorithm for anomaly detection“, *Proceedings of the Fourth International Conference on Artificial Immune Systems (ICARIS 2005)*, 2005.
11. M. Duma, B. Twalab, „Optimising latent features using artificial immune system in collaborative filtering for recommender systems“, *Applied Soft Computing*, Volume 71, 2018, Pages 183-198
12. F.P. LimaMara, L. M. LopesAnna Diva, P. Lotufo, C. R. Minussi. An artificial immune system with continuous-learning for voltage disturbance diagnosis in electrical distribution systems, *Expert systems with applications*, Volume 56, 2016, Pages 131-142
13. F. Hosseinpour, P. Vahdani Amoli, F. Farahnakian, J. Plosila, T. Hämäläinen , Artificial Immune System Based Intrusion Detection: Innate Immunity using an Unsupervised Learning Approach, *International Journal of Digital Content Technology and its Applications*, 2014, Pages 1-18
14. Matzinger, P. Tolerance, danger and the extended family. *Ann. Rev. Immunol.* 12:991–1045, 1994
15. <https://github.com/christianrfg/clonalg/blob/master/CLONALG%20-%20Implementation%20and%20Execution.ipynb>